

4. Сорвина О.В. Анализ различий в подходах к раскрытию информации о вознаграждениях работникам в соответствие с МСФО и РСБУ в финансовых отчетах // Инновации в бизнесе, науке и технологиях, сборник научных работ заочной научно-практической конференции / Учебный центр «5 баллов». 2016. С. 75-79.

5. Официальный сайт компании AntalRussia, Электронный ресурс: <https://antalrussia.ru/>

*Сорвина Ольга Владимировна, д-р экон. наук, проф., [fim@tsu.tula.ru](mailto:fim@tsu.tula.ru), Россия, Тула, Тульский государственный университет,*

*Сорвина Алена Сергеевна, студентка, [alyonasorvina@icloud.com](mailto:alyonasorvina@icloud.com), Россия, Тула, Тульский государственный университет*

*MATERIAL NON-MONETARY REWARD SYSTEM AS A WAY TO  
REDUCE STAFF TURNOVER IN A VOLATILE LABOR MARKET*

*O.V. Sorvina, A.S. Sorvina.*

*The article shows the advantages of non-monetary incentive payments to traditional rewards for work.*

*Key words: personnel motivation, non-monetary payments, grey-dy, labour turnover, the labour market.*

*Corvina Olga Vladimirovna, Dr. of Econ. PhD, Professor, [fim@tsu.tula.ru](mailto:fim@tsu.tula.ru), Russia, Tula, Tula State University,*

*Corvina Alena Sergeevna, student, [alyonasorvina@icloud.com](mailto:alyonasorvina@icloud.com), Russia, Tula, Tula State University*

УДК 004.89:332.64

**ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ  
ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦИИ ОЦЕНКИ ЖИЛОЙ НЕДВИЖИМОСТИ**

Д.С. Костяев, А.В. Доценко

*Проводится анализ существующих методик автоматического определения стоимости недвижимости, а так же предлагается новый метод оценки жилой недвижимости, основанный на использовании нейросетевой модели обработки данных. Производится первичное проектирование нейронной сети. Полученные результаты исследования позволяют судить о высокой практической значимости работ по данному направлению.*

*Ключевые слова: нейронная сеть, оценка, автоматизированная информационная система, рыночная стоимость.*

В соответствии с Федеральными стандартами оценки [3, 4, 5], при определении рыночной стоимости используются следующие подходы:

- доходный;
- затратный;
- сравнительный.

Каждый подход содержит в себе набор методов, один из которых может быть использован для определения того или иного вида стоимости. Основным подходом, применяемым для оценки квартир, является сравнительный.

Согласно п. 12 ФСО № 1 «сравнительный подход - совокупность методов оценки, основанных на получении стоимости объекта оценки путем сравнения оцениваемого объекта с объектами-аналогами». Сравнительный подход рекомендуется применять, когда доступна достоверная и достаточная для анализа информация о ценах и характеристиках объектов-аналогов. При этом могут применяться как цены совершенных сделок, так и цены предложений. Объектом - аналогом объекта оценки для целей оценки признается объект, сходный объекту оценки по основным экономическим, материальным, техническим и другим характеристикам, определяющим его стоимость.[2]

Условия применения сравнительного подхода:

объект не должен быть уникальным;

информация должна быть исчерпывающей, включающей условия совершения сделок;

факторы, влияющие на стоимость сравниваемых аналогов оцениваемой недвижимости, должны быть сопоставимы.

Рыночная стоимость недвижимости определяется ценой, которую заплатит типичный покупатель за аналогичные по качеству и полезности объекты.

В реальных рыночных условиях практически невозможно подобрать «идеальные» аналоги, отличающиеся влиянием только одного ценообразующего фактора, и каждый объект недвижимости можно считать уникальным. Поэтому, понимая, что ценообразующие факторы оказывают совместное влияние на стоимость объекта, оценщик определяет итоговую (согласованную) величину совокупной корректировки к стоимости единицы сравнения (стоимость 1 кв.м) путем перемножения коэффициентных значений частных корректировок по элементам сравнения. В результате произведения корректировок, приводящего к взаимовлиянию их значений, нивелируются вышеописанные погрешности в определении их величин. При таком подходе «вклады» (веса, или степени влияния на стоимость) элементов сравнения принимаются равнозначными.

Рыночная стоимость объекта, рассчитанная методом корректировок, может быть рассчитана по формуле:

$$C_{oo} = \Pi * YC_{an}, \quad (1)$$

где  $C_{oo}$  – стоимость объекта оценки;  $\Pi$  – площадь объекта оценки, кв.м;  $УС_{ан}$  - средняя скорректированная стоимость за 1 кв. м площади аналогичных объектов (единицы сравнения), руб.

Как показывает оценочная практика, выполнение отчета об оценке рыночной стоимости типовой квартиры требует не менее получаса работы специалиста, без учета времени на выезд и осмотр объекта оценки. Несмотря на существование довольно внушительного теоретико-практического фундамента классических методов оценки объектов недвижимости, следует отметить, что применение в данном процессе современных инструментальных средств обработки информации, основанных на интеллектуальном анализе данных, весьма незначительно. В связи с этим возникла как научная, так и практическая необходимость исследования, посвященного проблемам симбиоза методов, способов, принципов оценивания, построения математических моделей, в которых при учёте факторов неточности и неопределенности большая роль отводится логике человеческих суждений и оценок.[3]

Данная работа посвящена изучению возможности разработки интеллектуальных информационных систем, способных определять рыночную стоимость квартиры, основываясь на статистических данных рынка. «Облегчить» работу оценщика позволяет автоматизация его действий по расчету стоимости объекта оценки. Можно выделить 3 основных подхода к возможной реализации автоматического расчета стоимости жилой недвижимости (квартир):

- экспертные системы;
- многоагентные системы;
- нейросети.

Среди существующих информационных систем, позволяющих автоматизировать рутинные процессы оценочной деятельности преобладают CMS-системы (Content Management System - Система Управления Контентом), являющиеся, по сути, оболочкой, позволяющей лишь генерировать, хранить и обрабатывать отчеты об оценке недвижимости. Внутри данных систем, как правило, присутствует экспертная система, функционирующая по принципу «если-то» (например «если есть балкон или лоджия то добавить к цене 5 %»). К подобным системам относятся сервис PROSimple, ValMaster Appraiser, Оценщик PRO и прочие. Использование именно экспертной системы в автоматизации ведения расчета неизбежно влечет необходимость регулярного обновления базы знаний данной системы, с использованием корректировок, приводимых в популярных справочниках. Данные системы также не решают вопроса ручного подбора аналогов и требует значительного участия пользователя в процессе оценки. Таким образом, подобные системы следует рассматривать как оболочку для эффективной визуализации расчетов, произведенных иным способом.

Мультиагентные системы — это системы обработки данных, состоящие из автономных интеллектуальных агентов, взаимодействующих друг с

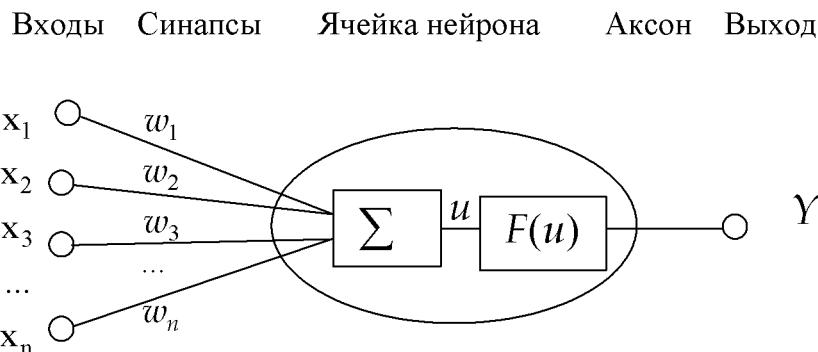
другом и пассивной среды, в которой агенты существуют и на которую также могут влиять. Проектирование мультиагентной системы для оценки недвижимости видится практически невыполнимым заданием, в связи с необходимостью ручного установления перекрестных разновесовых связей между различными характеристиками квартир (этаж, площадь, кол-во комнат, состояние отделки, и т.д.).

В целях автоматизации процесса оценки квартир в данной работе используется нейросетевая модель.

Искусственным нейроном называется простой элемент, структура которого представлена на рис. 1. Нейрон описывается решающей функцией (или функцией активации):

$$Y = F(u), \quad u = \sum_{i=1}^n w_i x_i, \quad (2)$$

где  $n$  – количество входов;  $x$  – значение входа;  $w$  - веса синапсов;  $Y$  - выходной элемент («ответ» нейронной сети).



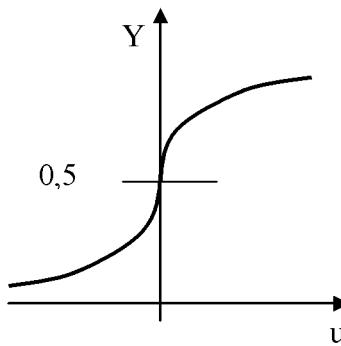
*Рис. 1. Искусственный нейрон*

Иными словами «ответ» нейронной сети представляет собой значение, которое принимает функция активации при передаче ей суммы произведений входных факторов и их весов.

Функции активации используется сигмоидная, как позволяющая вычленять более сложные пространства значений выходных признаков:

$$F(u) = \frac{I}{1 + e^{-bu}}, \quad (3)$$

где коэффициент  $b$  задает крутизну сигмоида. Часто принимают  $b = 1$ . Пример сигмоидной функции активации приведен на рис. 2.

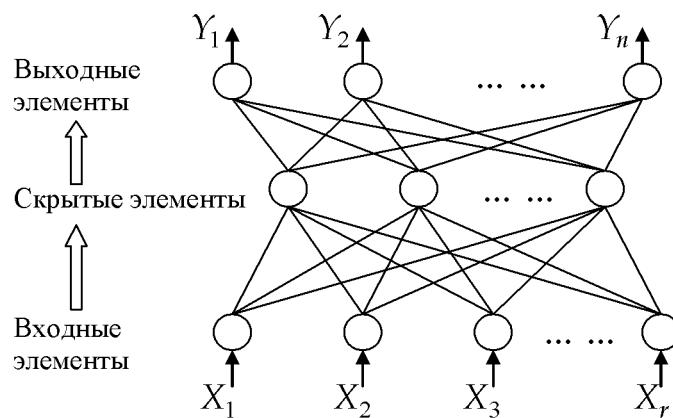


*Рис. 2. Сигмоидная функция активации*

Решающие функции используются в задачах классификации на основе сопоставления их значений при различных комбинациях значений входных признаков с некоторым пороговым значением. В случае превышения заданного порога считается, что нейрон сработал и таким образом распознал некоторый класс ситуаций.

Нейроны могут быть связаны между собой, когда выход одного нейрона является входом другого. Таким образом, строится нейронная сеть, в которой нейроны, находящиеся на одном уровне, образуют слои. Но не всякое соединение нейронов будет работоспособно и целесообразно.

Среди различных структур нейронных сетей одной из наиболее известных является многослойная структура, в которой каждый нейрон произвольного слоя связан со всеми аксонами нейронов предыдущего слоя или, в случае первого слоя, со всеми входами нейросети. Такие нейросети называются полносвязанными. Простейшим вариантом нейронной сети с прямыми связями является однослойный персептрон, схема которого представлена на рис. 3. [1]



*Рис. 3. Нейронная сеть с прямой связью*

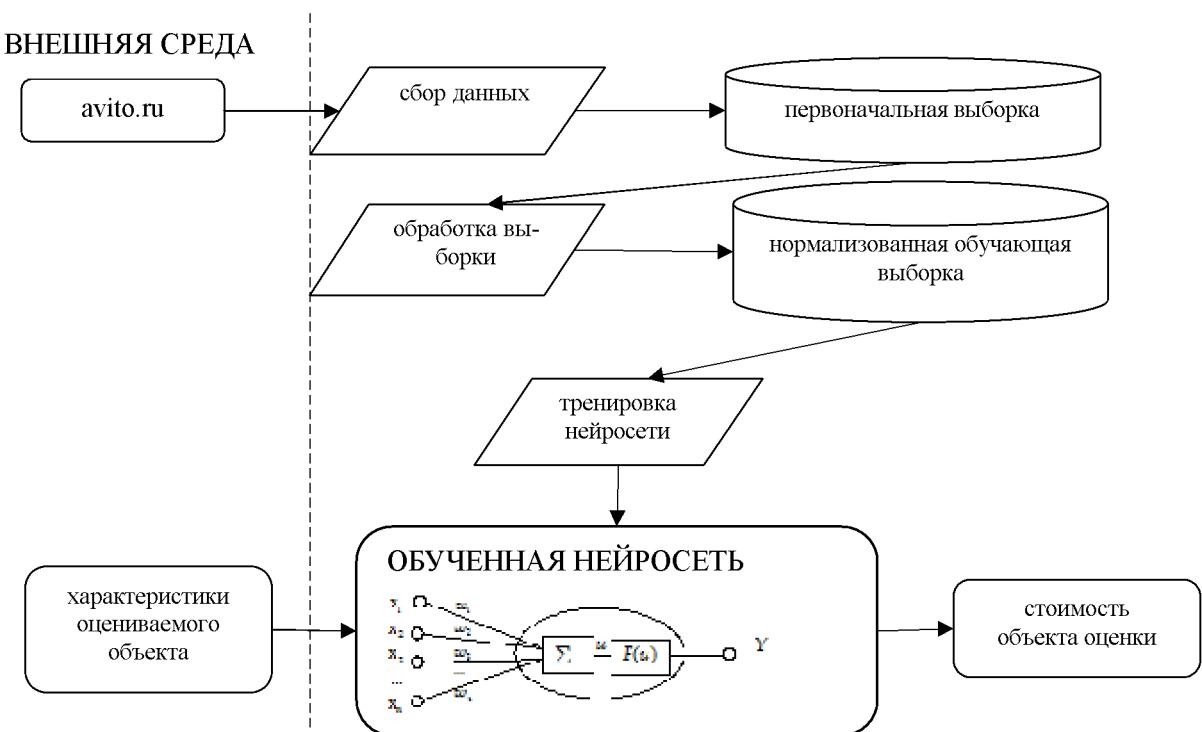
Целью обучения нейросетевой структуры является настройка ее на требуемое поведение. Основным подходом здесь является задание значений весовых коэффициентов  $w$ . Обучение с учителем предполагает наличие

обучающих последовательностей с известными как «входными» так и «выходными» данными (в данном случае информация об определенных ценообразующих факторах и стоимости квартиры). В процессе обучения для каждого входного образа вычисляется реакция сети («ответ»), а затем полученный ответ сравнивается с известным целевым значением. Основным алгоритмом обучения является метод, предложенный Розенблаттом:

1. значение весов всех нейронов задается случайным образом;
2. сети предъявляются входные данные (обучающая выборка), в результате чего формируется выходной образ («ответ»);
3. производится вычисление вектора ошибки путем сравнения полученных ответов с известными исходными данными из выборки;
4. выполняется изменение вектора весовых коэффициентов пропорционально вектору ошибки обучения.

Шаги 3 и 4 могут повторяться до достижения оптимального результата обучения.

Для обучения нейросети необходима обучающая выборка значительного объема. На одном из крупнейших сайтов объявлений России <http://avito.ru/> среди предложений продажи квартир содержится в среднем более 5 000 объявлений актуальных для г. Тула. Ручной сбор и обработка такого значительного количества информации требует очень больших затрат времени, поэтому следует разработать отдельную информационную систему, отвечающую за «парсинг» (parsing) данных. Схема проектируемой интеллектуальной системы примет следующий вид (рис. 4).



*Рис. 4. Структура информационной системы для оценки стоимости квартир*

Система сбора и обработки информации для создания нормализованной обучающей выборки была реализована на языке программирования Python 3.4 в виде отдельного модуля.

Основным источником данных для исследования послужила собранная база предложений продажи квартир в г. Тула по состоянию на 10.01.2017 г. Всего было обработано 160 объявлений. Руководствуясь различиями в характеристиках предлагаемых квартир были выделены следующие факторы, влияющие на стоимость квартир:

X1 – район

- 1 - Зареченский
- 2 - Привокзальный
- 3 - Пролетарский
- 4 - Советский
- 5 - Центральный

X2 – количество комнат

X3 – этаж

X4 – всего этажей

X5 – тип дома

- 1 – Новостройка
- 2 – Хрущевка
- 3 – Брежневка
- 4 – Сталинка
- 5 – Барачный тип
- 6 - Элитная новостройка (многоэтажн.)
- 7 - Элитная новостройка (малоэтажн.)
- 8 - Довоенные постройки

X6 – стена

- 1 – кирпич
- 2 – панель

X7 – планировка

- 1 – Фиксированная
- 2 – Свободная

X8 – общая площадь (кв. м.)

X9 – жилая площадь (кв. м.)

X10 – площадь кухни (кв. м.)

X11 – наличие балкона или лоджии

- 1- нет
- 2 – балкон
- 3 – лоджия
- 4 – балкон застекленный
- 5 – лоджия застекленная

Кроме того, в ходе дальнейшей работы будет введен еще один фактор – состояние отделки. Он требует особой проработки и создания специальной шкалы для оценки состояния квартиры. На данном этапе исследовались только квартиры с готовой отделкой.

Для обработки базы с целью установления наличия связей между выбранными факторами и предварительного конструирования был использован программный комплекс NeuroProv. 0.25.

NeuroPro строит многослойные нейронные сети с сигмоидной функцией активации.

После определения количества обучающих примеров в выборке необходимо определить возможное количество нейронов на скрытых слоях персептрона. Для этого использовалась формула, являющаяся следствием теорем Арнольда–Колмогорова–Хект–Нильсена [1]:

$$\frac{N_y Q}{1 + \log_2 Q} \leq N_w \leq N_y \cdot \left( \frac{Q}{N_x} + 1 \right) \cdot (N_x + N_y + 1) + N_y \quad (4)$$

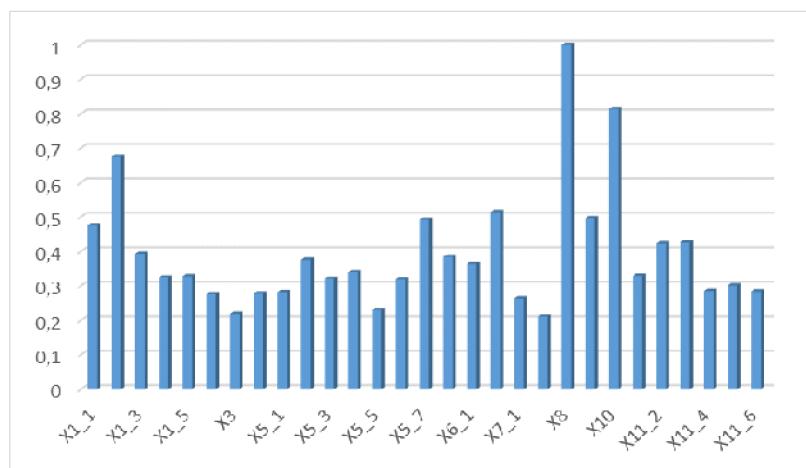
где  $N_y$  - размерность выходного сигнала;  $Q$  – число элементов обучающей выборки;  $N_w$  – необходимое число синаптических весов;  $N_x$  – размерность входного сигнала. Тогда число нейронов в скрытых слоях

В данном случае сеть была построена, исходя из следующих параметров:  $N_x=11$ ,  $N_y=1$ ,  $Q=160$ . Тогда  $19,226 \leq N_w \leq 203,09$ , следовательно, число нейронов в скрытых слоях  $1,6 \leq N \leq 16,92$ .

Формула дает достаточно большой разброс числа нейронов в скрытых слоях, и поэтому из множества получаемых сетей рассматривается оптимизированная сеть.

Используя возможности оптимизации ParTan выявлено, что оптимальное число слоев 3, а количество нейронов составляет по 10 на каждом внутреннем слое. Уровнем надежности выходной величины (синдрома) принято считать 60 000 рублей.

В результате анализа значимости симптомов (факторов) получены следующие данные (рис. 5).



*Рис. 5. Значимость факторов.*

Таким образом, из приведенного выше графика видно, что для обучения наиболее значимыми входными параметрами являются такие параметры, как «этаж», «всего этажей», «тип дома», «планировка», «наличие балкона или лоджии». Для обобщения наиболее значимыми параметрами являются: «количество комнат», «всего этажей», «тип дома», «стена», «планировка», «площадь кухни». Из графика видно, что при обобщении наименьшее влияние на среднюю стоимость имеет этаж.

Тестирование построенной нейросети было проведено на обучающей же выборке. Количество неправильно предсказанных значений (разброс синдрома составляет +- 60 000 рублей) составило 13,125 % от всей выборки, что является сравнительно приемлемым результатом. Средняя ошибка, при этом, не превышает уровень надежности.

В данной работе были определены наиболее значимые факторы, влияющие на стоимость квартир, и выявлено оптимальное количество нейронов на скрытом слое. Кроме того, был разработан эффективный прикладной инструмент для сбора и анализа обучающей выборки. После обучения нейронной сети была оценена степень влияния рассматриваемых параметров на конечную стоимость квадратного метра квартиры.

На данном этапе разработки модель имеет сравнительно обобщённый характер. Не смотря на это, модель позволяет сделать определённые выводы при прогнозировании стоимости жилой недвижимости, даёт представление об общей ситуации, складывающейся на рынке недвижимости. На этой основе в неё достаточно легко вносить корректировки, добавлять новые входные параметры, уточнять их, чтобы учесть специфику рынка. В ходе дальнейшей разработки, модель будет реализована в виде компьютерной программы, которая позволит с высокой точностью производить определение стоимости квартир в г. Тула.

## Список литературы

1. Арефьева Е.А., Сафонова М.А. Интеллектуальные информационные системы. Тула: Изд-во ТулГУ, 2010. 169 с. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
2. Ясницкий В.Л. Нейросетевое моделирование в задаче массовой оценки жилой недвижимости города Перми // Фундаментальные исследования. 2015. № 10-3. С. 650-653.
3. Приказ Минэкономразвития России от 20 мая 2015 г. № 297 «Об утверждении Федерального стандарта оценки «Общие понятия оценки, подходы и требования к проведению оценки (ФСО № 1)» [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://economy.gov.ru/minec/activity/sections/CorpManagement/activity/201505218> (дата обращения: 13.02.2017).
4. Приказ Минэкономразвития России от 20 мая 2015 г. № 298 «Об утверждении Федерального стандарта оценки «Цель оценки и виды стоимо-

сти (ФСО № 2)» [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://economy.gov.ru/minec/activity/sections/corpmanagment/activity/201505219> (дата обращения: 13.02.2017).

5. Приказ Минэкономразвития России от 20 мая 2015 г. № 299 «Об утверждении Федерального стандарта оценки «Требования к отчету об оценке (ФСО № 3)» [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://economy.gov.ru/minec/activity/sections/corpmanagment/activity/201505219> (дата обращения: 13.02.2017).

6. Приказ Минэкономразвития России от 25 сентября 2014 г. № 611 «Об утверждении Федерального стандарта оценки «Оценка недвижимости (ФСО № 7)» [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://economy.gov.ru/minec/about/structure/banking/201409303> (дата обращения: 13.02.2017).

*Доценко Андрей Владимирович, канд. экон. наук, доц., [dotcent@mail.ru](mailto:dotcent@mail.ru), Россия, Тула, Тульский государственный университет,*

*Костяев Дмитрий Сергеевич, асп., [dek184@hotmail.co.uk](mailto:dek184@hotmail.co.uk), Россия, Тула, Тульский государственный университет.*

## *APPLICATION OF NEURAL NETWORK TECHNOLOGY FOR AUTOMATIC EVALUATION OF RESIDENTIAL REAL ESTATE*

*D.S. Kostyaev, A.V. Dotsenko*

*In this paper, an analysis of the existing methods of automatic determination of the value of real estate, as well as a new method of assessment of residential property, based on the use of neural network data models. Produced initial design of a neural network. These findings provide a glimpse of the high practical relevance of work in this direction.*

*Key words: neural network, evaluation, automated information system, the market value.*

*Dotsenko Andrey Vladimirovich, Associate Professor, [dotcent@mail.ru](mailto:dotcent@mail.ru), Russia, Tula, Tula State University,*

*Kostyaev Dmitry Sergeevich, postgraduate, [dek184@hotmail.co.uk](mailto:dek184@hotmail.co.uk), Russia, Tula, Tula State University*